

Computer Science Students' Intention to Use AI Assistants: Extended UTAUT2

Lutfi Firmansyah Putra Mamangkei^{1*}, Kurnia Ramadhan Putra¹, Ahmad Fahri¹

¹Program Studi Sistem Informasi, Institut Teknologi Nasional Bandung, Bandung, Indonesia

*Email Korespondensi: lutfi.firmansyah@mhs.itenas.ac.id

Naskah Masuk 12 November 2025 | Direvisi 30 Januari 2026 | Diterima 15 Februari 2026

ABSTRAK

Perkembangan cepat AI Assistant telah mengubah cara belajar di universitas, terutama bagi mahasiswa di bidang Ilmu Komputer. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis faktor-faktor yang memengaruhi keinginan mahasiswa dalam menggunakan AI Assistant. Untuk itu, model Unified Theory of Acceptance and Use of Technology 2 (UTAUT2) dikembangkan dengan menambahkan dua variabel baru, yaitu AI Literacy dan Trust. Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif eksplanatori dengan metode survei yang dilakukan terhadap 90 mahasiswa di bidang teknologi. Analisis data dilakukan dengan menggunakan metode Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM) yang didukung oleh perangkat lunak SmartPLS 4. Penelitian menunjukkan bahwa model memiliki kemampuan memprediksi yang baik, dengan nilai R-square mencapai 0,755. Hasil penelitian menunjukkan bahwa kebiasaan, kepercayaan, dan pengaruh sosial secara signifikan memengaruhi keinginan orang untuk menggunakan Asisten AI. Sebaliknya, AI Literasi dan Tingkat Harapan Usaha tidak mempunyai pengaruh yang berarti, yang menunjukkan bahwa bagi mahasiswa yang latar belakangnya teknis, kebiasaan menggunakan sistem dan tingkat kepercayaan terhadap keandalannya lebih memengaruhi niat mereka untuk menggunakan sistem dibandingkan dengan aspek kemudahan penggunaan.

Kata kunci: Asisten AI, Literasi AI, Mahasiswa Ilmu Komputer, Kepercayaan, UTAUT2.

ABSTRACT

The fast growth of Artificial Intelligence (AI) Assistants has changed how students learn in college, especially those studying Computer Science. This study looks at the factors that affect students' willingness to use AI assistants. It builds on the UTAUT2 model by adding two new factors: AI Literacy and Trust. A quantitative explanation method was used by surveying 90 students who are related to technology. The data were examined using Partial Least Squares Structural Equation Modeling, which was done with the SmartPLS 4 software. The results show that the proposed model works well in making predictions, as seen from an R-square value of 0.755. The results show that Habit, Trust, and Social Influence play a big role in shaping people's intentions to act. On the other hand, AI Literacy and Effort Expectancy were not important factors, meaning that for students who are good with technology, their existing habits of using systems and their confidence in how reliable those systems are are more influential in deciding whether they will adopt the technology than how easy they think it is to use.

Keywords: AI Assistant, AI Literacy, Computer Science Students, Trust, UTAUT2.

1. PENDAHULUAN

Asisten generatif seperti ChatGPT, Google Gemini, dan Perplexity, telah mentransformasi metode pembelajaran mahasiswa di perguruan tinggi [1]. Teknologi ini kini berperan sebagai instrumen kunci dalam pendidikan karena kemampuannya mempercepat dan mempersonalisasi proses belajar dalam era Society 5.0, di mana teknologi sangat menentukan kualitas dan produktivitas akademik mahasiswa [2][3]. Penggunaannya tidak lagi sekadar tren, melainkan suatu kebutuhan untuk meningkatkan capaian belajar [4].

Penelitian terdahulu mengenai adopsi AI di lingkungan universitas umumnya menggunakan kerangka teori Technology Acceptance Model (TAM) serta Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) dan pengembangannya yaitu UTAUT2 [5][6][7] yang menambahkan aspek konsumen.. Temuan penelitian-penelitian tersebut mengungkapkan bahwa keyakinan terhadap manfaat (*perceived usefulness*) dan harapan terhadap kinerja (*performance expectancy*) merupakan pendorong utama minat mahasiswa dalam memanfaatkan AI [4][8][9]. Selain itu, motivasi intrinsik seperti keinginan untuk memperoleh kesenangan serta faktor kebiasaan juga turut mempengaruhi intensitas penggunaan ChatGPT dan platform AI lain oleh mahasiswa [8][10].

Meskipun adopsi AI semakin meluas, literatur yang ada saat ini masih memiliki sejumlah keterbatasan. Pertama, mayoritas studi hanya berfokus pada faktor penerimaan teknologi secara umum tanpa mempertimbangkan karakteristik kritis mahasiswa Ilmu Komputer. Kedua, terdapat inkonsistensi hasil pada variabel *ease of use* dan *social influence*, di mana beberapa studi menemukan faktor tersebut tidak signifikan karena mahasiswa lebih mengutamakan manfaat [8][11]. Ketiga, penelitian sebelumnya sering tidak memperhatikan aspek teknis dan psikologis, seperti pemahaman serta kepercayaan pengguna. Oleh karena itu, belum terdapat penelitian yang secara khusus menguji model *Extended UTAUT2* pada mahasiswa Rumpun Ilmu Komputer dengan mengintegrasikan *AI Literacy* dan *Trust* dalam satu model struktural yang sama.

Model UTAUT2 dipilih karena kemampuannya dalam menjelaskan keinginan pengguna untuk menggunakan teknologi, dari perspektif pengguna akhir. Model ini menggabungkan berbagai hal yang mempengaruhi seseorang dalam memutuskan untuk menerima atau tidak menerima teknologi, seperti harapan terhadap hasil yang didapat, tingkat kesulitan dalam menggunakan teknologi tersebut, pengaruh dari orang-orang di sekitar, serta kebiasaan yang sudah lama dilakukan. Semua faktor ini ikut berperan dalam menentukan keputusan seseorang. Di dunia perkuliahan, mahasiswa sering menggunakan teknologi pribadi untuk mempermudah tugas-tugas belajarnya. Maka, model UTAUT2 dianggap cocok untuk menjelaskan bagaimana para mahasiswa memutuskan untuk mengadopsi asisten AI secara pribadi [4][8].

Keunikan penelitian ini terletak pada pengembangan model *Extended UTAUT2* dengan mengintegrasikan dua variabel kunci bagi mahasiswa teknologi, yaitu *AI Literacy* (Literasi AI) dan *Trust* (Kepercayaan). Penambahan *AI Literacy*, yang didefinisikan sebagai kompetensi untuk mengevaluasi teknologi AI secara kritis [12], menjadi penting karena pemahaman algoritma dan kompetensi digital mempengaruhi kemampuan mahasiswa dalam menggunakan AI secara optimal [8][13][14]. Sementara itu, variabel kepercayaan merupakan faktor penentu dalam adopsi teknologi yang mengandung risiko. *Trust* didefinisikan sebagai harapan bahwa sistem akan berperilaku sesuai ekspektasi dan tidak bertindak oportunistik, yang berfungsi sebagai strategi krusial untuk mengurangi kompleksitas sosial dalam situasi yang penuh ketidakpastian [15]. Oleh karena itu, mahasiswa tidak akan bersedia memanfaatkan AI untuk tugas-tugas penting seperti pemrograman atau analisis data jika mereka tidak yakin terhadap keandalan informasi dari sistem [4][10].

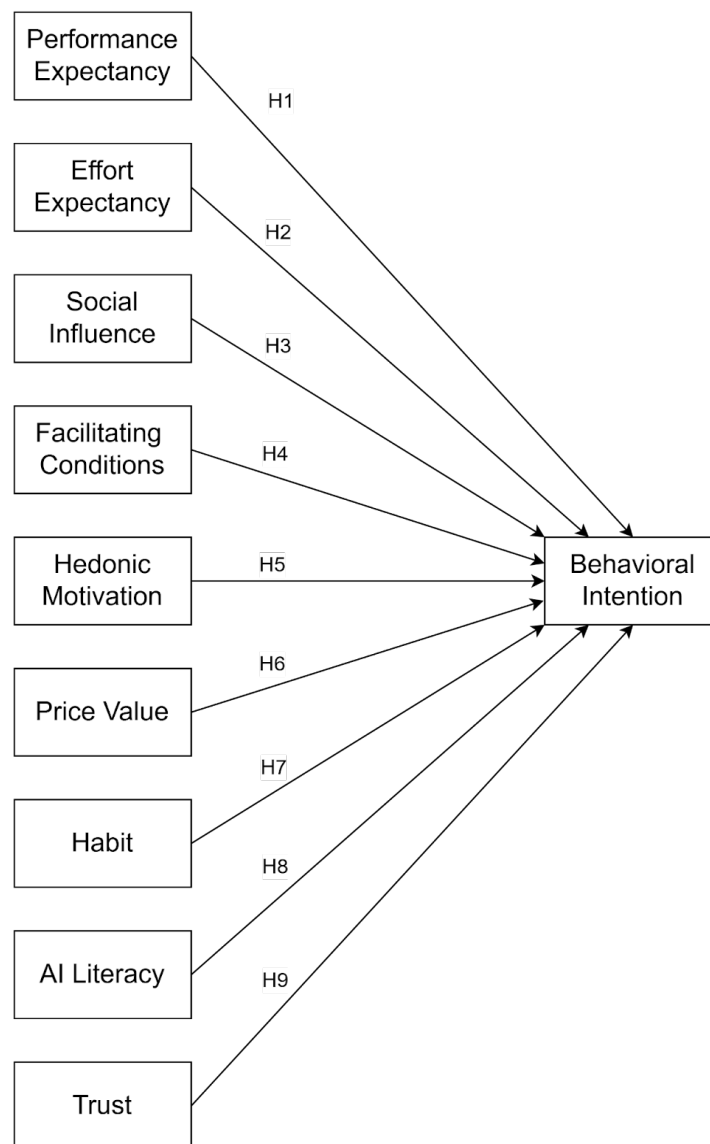
Dengan menggabungkan faktor-faktor baku dalam UTAUT2 serta memperkaya model dengan variabel *AI Literacy* dan *Trust*, penelitian ini bertujuan memberikan analisis kuantitatif yang lebih komprehensif terkait penerimaan AI di kalangan mahasiswa Ilmu Komputer. Berbeda dengan penelitian terdahulu yang umumnya menguji UTAUT2 secara umum pada populasi heterogen, studi ini secara spesifik memfokuskan pada mahasiswa Rumpun Ilmu Komputer sebagai kelompok dengan tingkat paparan teknologi yang tinggi, sehingga memungkinkan pengujian ulang relevansi konstruk klasik seperti *Effort Expectancy* dalam konteks pengguna yang sudah melek teknologi. Integrasi *AI Literacy* dan *Trust* ke dalam kerangka UTAUT2 dalam

konteks pendidikan tinggi berbasis teknologi ini menjadi kontribusi teoretis yang memperkaya model penerimaan teknologi, sekaligus memberikan bukti empiris baru mengenai determinan utama niat penggunaan AI Assistant pada kelompok teknis. Hal ini penting agar implementasi AI di perguruan tinggi dapat didasarkan pada pemahaman teknis dan psikologis yang lebih mendalam, sehingga asisten AI benar-benar mampu mendorong peningkatan kapasitas intelektual mahasiswa tanpa mengorbankan integritas akademik [4][8].

2. METODOLOGI

2.1 Desain Penelitian

Untuk memastikan hubungan sebab-akibat antar variabel, penelitian ini menggunakan metode kuantitatif dengan jenis penelitian eksplanatori (*explanatory research*). Desain ini dipilih karena perlu menguji hipotesis secara statistik mengenai faktor-faktor yang memengaruhi penerimaan teknologi. Secara spesifik, kerangka teori yang dibuat adalah pengembangan dari model Unified Theory of Acceptance and Use of Technology 2 (UTAUT2) yang digabungkan dengan variabel *Trust* dan *AI Literacy*.



Gambar 1. Kerangka *Extended* UTAUT2

Berdasarkan model pada Gambar 1, penelitian ini mengajukan 9 hipotesis (H1-H9) yang menguji pengaruh variabel eksogen terhadap *Behavioral Intention*. Alur penelitian ini dirancang secara terstruktur untuk memastikan validitas hasil dalam menjawab rumusan masalah mengenai adopsi teknologi *AI Assistant*.

2.2 Populasi dan Sampel

Penelitian ini menelusuri tentang para mahasiswa yang sedang menempuh studi di bidang Ilmu Komputer dan sudah memiliki pengalaman nyata dalam menggunakan asisten virtual berbasis kecerdasan buatan untuk membantu tugas akademik mereka. Pemilihan kelompok orang ini didasari oleh profil mahasiswa teknologi yang dianggap memiliki kemampuan dalam menggunakan teknologi, sering berinteraksi dengan sistem canggih, serta mampu berpikir kritis untuk menilai teknologi. Karakteristik tersebut dianggap sangat penting untuk mengukur faktor-faktor yang memengaruhi pengadopsian teknologi secara tepat di lingkungan pendidikan tinggi.

Dalam proses mengambil sampel, penelitian menggunakan pendekatan *non-probabilitas* dengan menerapkan teknik *purposive sampling*. Kriteria kelayakan responden dibatasi pada mahasiswa berlatar belakang teknologi yang tercatat aktif menggunakan minimal satu platform AI Assistant. Pengumpulan data dilakukan secara daring dengan mendistribusikan kuesioner ke berbagai komunitas mahasiswa teknologi yang relevan.

Jumlah sampel sebanyak 90 responden dianggap sudah memenuhi syarat minimal untuk melakukan analisis Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM). Penentuan ukuran sampel mengacu pada 10-times rule, yaitu sepuluh kali jumlah jalur struktural terbesar yang menuju satu konstruk endogen [16][17]. Secara matematis, ukuran sampel minimum dirumuskan sebagai:

$$N_{min} = 10 \times k \quad (1)$$

dengan

k : Jumlah hubungan struktural terbesar yang mengarah pada satu konstruk endogen

Dalam penelitian ini, konstruk Behavioral Intention dipengaruhi oleh sembilan konstruk eksogen, sehingga jumlah sampel minimum yang direkomendasikan adalah:

$$N_{min} = 10 \times 9 = 90 \quad (2)$$

Selain pendekatan tersebut, literatur metodologi PLS-SEM menyatakan bahwa ukuran sampel yang relatif kecil tetap dapat menghasilkan estimasi yang stabil selama model memiliki kualitas pengukuran yang baik dan tingkat prediktif yang memadai [18]. Pendekatan rule of thumb terbaru juga menekankan bahwa kecukupan sampel perlu mempertimbangkan kompleksitas model, ukuran efek (effect size), serta kekuatan statistik (statistical power), bukan semata-mata jumlah indikator atau konstruk [19]. Untuk memperkuat justifikasi kecukupan sampel, dilakukan estimasi ukuran efek menggunakan persamaan Cohen (1988):

$$\hat{\rho} = \frac{R^2}{1 - R^2} \quad (3)$$

dengan

f^2 : ukuran efek (*effect size*)

R^2 : koefisien determinasi dari konstruk endogen

Berdasarkan hasil analisis PLS-SEM, nilai koefisien determinasi untuk konstruk Behavioral Intention adalah

$R^2 = 0.755$, sehingga diperoleh:

$$f^2 = \frac{0.755}{1 - 0.755} = \frac{0.755}{0.245} = 3.08 \quad (4)$$

Nilai tersebut jauh melebihi kriteria effect size besar menurut Cohen ($f^2 \geq 0.35$), sehingga menunjukkan bahwa model memiliki pengaruh struktural yang sangat kuat. Dengan effect size yang besar dan kompleksitas model yang moderat, ukuran sampel 90 responden diperkirakan telah mampu mencapai statistical power ≥ 0.80 , yang merupakan standar minimum dalam penelitian kuantitatif.

Dengan demikian, berdasarkan 10-times rule, analisis effect size, serta rekomendasi literatur PLS-SEM terkini, jumlah sampel yang digunakan dinilai memadai untuk menghasilkan estimasi parameter yang stabil, reliabel, dan memiliki kekuatan prediksi yang baik.

2.3 Definisi Operasional Variabel

Bagian ini menerangkan proses pengukuran variabel penelitian dengan mengubah konsep teoritis menjadi indikator yang dapat diamati secara empiris. Indikator tersebut selanjutnya dituangkan dalam bentuk item pertanyaan sehingga konstruk pada model Extended UTAUT2 dapat dinilai melalui jawaban responden pada kuesioner.

Dalam penelitian ini, variabel dikategorikan menjadi dua kelompok utama sesuai dengan kaidah analisis *multivariate dependency*: Variabel Eksogen (independen) yang bertindak sebagai prediktor, dan variabel Endogen (dependen) sebagai hasil akhir yang dijelaskan oleh model.

Tabel 1. Definisi Operasional

Jenis Variabel	Konstruk	Kode	Indikator
Independen (Eksogen)	<i>Performance Expectancy</i>	PE	Membantu menyelesaikan tugas akademik lebih cepat. Membantu proses belajar. Meningkatkan efektivitas pengerjaan tugas/proyek.
	<i>Effort Expectancy</i>	EE	Interaksi dengan sistem jelas dan mudah dipahami. Mudah untuk dioperasikan secara teknis. Mempelajari fitur AI tanpa usaha besar.
	<i>Social Influence</i>	SI	Pengaruh teman kuliah untuk menggunakan AI. Dukungan dosen/pengajar dalam pembelajaran.

Jenis Variabel	Konstruk	Kode	Indikator
			Terdorong karena banyak mahasiswa sekitar menggunakan AI.
	<i>Facilitating Conditions</i>	FC	Memiliki perangkat (Laptop/HP) dan internet memadai. Memiliki pengetahuan cukup untuk operasi mandiri. Mudah menemukan bantuan jika terjadi kendala teknis
	<i>Hedonic Motivation</i>	HM	Penggunaan AI adalah hal yang menyenangkan dan menarik. Memberikan pengalaman belajar yang menghibur. Senang saat mengeksplorasi kemampuan baru AI.
	<i>Price Value</i>	PV	Manfaat sebanding dengan biaya. Biaya yang dikeluarkan layak dibanding manfaat. Memberikan nilai lebih besar dibanding beban biaya.
	<i>Habit</i>	HT	Sudah menjadi rutinitas dalam aktivitas belajar. Menggunakan AI secara otomatis saat ada kesulitan. Sudah menjadi bagian alami dari cara belajar setiap hari
	<i>AI Literacy</i>	AL	Memahami prinsip dasar logika/jawaban AI. Mampu menyusun instruksi (<i>prompt</i>) yang detail. Selalu memverifikasi kebenaran jawaban AI. Memahami batasan etika penggunaan AI.
	<i>Trust</i>	TR	Informasi atau solusi yang diberikan AI dapat dipercaya. Merasa aman memberikan data/pertanyaan ke sistem. Konsisten memberikan bantuan berkualitas. Sistem memiliki integritas menjaga kerahasiaan data.
Dependent (Endogen)	<i>Behavioral Intention</i>	BI	Berniat terus menggunakan AI di masa mendatang. Berencana menggunakan secara rutin untuk akademik. Bersedia merekomendasikan AI kepada rekan lainnya.

2.4 Teknik Analisis Data

Pengolahan data statistik dalam penelitian ini dilakukan dengan menggunakan software SmartPLS versi 4 yang berlandaskan metode Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM). Metode ini dipilih karena bisa menyesuaikan dengan berbagai bentuk struktur penelitian yang rumit (yang melibatkan sembilan variabel eksogen) dan mampu menganalisis data dengan sampel kecil tanpa memaksa data harus memenuhi syarat normalitas yang ketat. Prosedur analisis data dilakukan melalui dua tahap evaluasi utama untuk memastikan kekokohan model yaitu evaluasi outer model dan evaluasi inner model.

Evaluasi model pengukuran (outer model) bertujuan untuk memastikan kualitas instrumen penelitian dari sisi validitas dan reliabilitas. Pengujian yang dilakukan meliputi:

- . Validitas konvergen, yang ditentukan melalui nilai loading indikator terhadap konstraknya dengan batas minimal 0,70 serta nilai Average Variance Extracted (AVE) di atas 0,50 sebagai indikator bahwa konstruk mampu menjelaskan varians indikatornya secara memadai [18][20].
- . Reliabilitas internal, yang dinilai menggunakan Composite Reliability dan Cronbach's Alpha dengan nilai minimum 0,70 untuk menunjukkan konsistensi pengukuran yang baik [21].
- a. Validitas diskriminan, yang digunakan untuk memastikan bahwa setiap konstruk memiliki perbedaan empiris yang jelas dibandingkan konstruk lainnya dalam model.

Evaluasi model struktural (inner model) dilakukan untuk menilai hubungan antar konstruk serta kemampuan prediktif model. Tahapan analisis meliputi:

- Uji Hipotesis (*Bootstrapping*) menggunakan prosedur *non-parametric bootstrapping* dengan 5.000 subsamples untuk menghitung nilai *T-statistics* dan *P-values*. Hubungan antar variabel dinyatakan signifikan apabila nilai *p* kurang dari 0,05.
- Koefisien Determinasi, digunakan untuk mengukur seberapa besar persentase varians *Behavioral Intention* yang dapat dijelaskan oleh sembilan variabel independen dalam model.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Analisis Data Outer Model

Analisis yang dilakukan terhadap model luar menunjukkan bahwa alat penelitian yang digunakan sudah memenuhi syarat valid dan dapat diandalkan. Selain itu, uji reliabilitas konstruk juga menunjukkan konsistensi internal yang cukup baik.

Tabel 2. Hasil Pengujian Validitas Konvergen dan Reliabilitas Konstruk

Konstru k	Cronbach' s Alpha	Composit e Reliability (rho_a)	Composit e Reliability (rho_c)	Average Variance Extracted (AVE)
PE	0.853	0.922	0.909	0.769
EE	0.864	1.022	0.912	0.776
SI	0.860	0.861	0.916	0.784
FC	0.718	0.789	0.817	0.606
HM	0.824	0.846	0.894	0.739
PV	0.726	0.851	0.839	0.643
HT	0.870	0.875	0.920	0.794
AL	0.762	0.794	0.835	0.561
TR	0.831	0.878	0.880	0.648

Berdasarkan Tabel 2, seluruh konstruk dalam model terbukti memiliki tingkat validitas konvergen yang baik, yang ditunjukkan dengan nilai Average Variance Extracted (AVE) seluruh variabel berada di atas batas minimum 0,50. Seluruh konstruk memiliki nilai Composite Reliability (rho_c) di atas 0,70, meskipun terdapat beberapa variasi pada nilai Cronbach's Alpha. Dapat disimpulkan bahwa instrumen penelitian telah memenuhi syarat validitas dan reliabilitas yang ketat. Seluruh variabel penelitian dinyatakan layak untuk digunakan pada tahap pengujian model struktural atau pengujian hipotesis selanjutnya.

Selain memeriksa validitas konvergen dan reliabilitas, evaluasi model luar juga melibatkan pengujian validitas diskriminan untuk memastikan setiap konstruk dalam model secara nyata berbeda satu sama lain berdasarkan data yang diukur. Validitas diskriminan dalam penelitian ini diuji dengan menggunakan metode Heterotrait–Monotrait Ratio (HTMT), yang dianjurkan dalam analisis SEM-PLS untuk mengukur perbedaan antar konstruk secara lebih tepat.

Tabel 3. Hasil Pengujian Validitas Diskriminan

	AL	BI	EE	FC	HM	HT	PE	PV	SI	TR
AL										
BI	0.402									
EE	0.769	0.453								
FC	0.807	0.261	0.635							
HM	0.506	0.751	0.685	0.627						
HT	0.329	0.907	0.314	0.357	0.738					
PE	0.669	0.600	0.815	0.647	0.659	0.549				
PV	0.699	0.473	0.451	0.774	0.701	0.601	0.410			
SI	0.192	0.372	0.300	0.206	0.542	0.521	0.378	0.422		
TR	0.312	0.714	0.320	0.253	0.358	0.469	0.269	0.424	0.41 9	

Berdasarkan Tabel 3, sebagian besar nilai *Heterotrait–Monotrait Ratio* (HTMT) antar konstruk berada di bawah ambang batas 0,90, yang menunjukkan terpenuhinya validitas diskriminan. Meskipun demikian, terdapat satu pasangan konstruk, yaitu Behavioral Intention (BI) dan Habit (HT), yang memiliki nilai HTMT sebesar 0.907, sedikit melebihi batas yang direkomendasikan. Kondisi ini masih dapat diterima mengingat kedua konstruk tersebut memiliki kedekatan konseptual dalam konteks adopsi teknologi, di mana kebiasaan penggunaan secara alami berkaitan erat dengan niat perilaku. Secara keseluruhan, model pengukuran tetap dinilai memiliki validitas diskriminan yang memadai.

3.2 Hasil Analisis Data Inner Model

Evaluasi model internal atau model struktural dilakukan untuk mengetahui hubungan antar konsep, tingkat kesignifikanan, serta seberapa baik kemampuan model dalam menjelaskan perubahan nilai variabel yang bergantung. Tahap ini melibatkan pengecekan nilai R-square serta uji hipotesis dengan menggunakan metode bootstrapping. Nilai R-square digunakan untuk mengetahui seberapa baik model struktural dalam memprediksi hasil. Berdasarkan hasil analisis data, nilai R-square untuk variabel Intensi Perilaku adalah 0,755.

Tabel 4. Nilai Koefisien Determinasi

Konstruk	R-Square	R-Square Adjusted
B1	0.755	0.728

Berdasarkan Tabel 4, nilai koefisien determinasi tersebut menunjukkan bahwa sembilan variabel independen secara simultan mampu menjelaskan varians dari niat mahasiswa dalam menggunakan AI Assistant sebesar 75,5%. Angka ini termasuk dalam kategori Kuat menurut kriteria [21], yang mengklasifikasikan nilai R-square di atas 0.67 sebagai substansial. yang berarti model memiliki akurasi prediksi yang tinggi dalam menjelaskan fenomena adopsi AI di kalangan responden.

Selain melihat signifikansi hubungan antar konstruk, penelitian ini juga mengevaluasi nilai effect size (f^2) untuk mengetahui pengaruh variabel eksogen terhadap variabel endogen.

Tabel 5. Nilai Effect Size (f^2)

Konstruk	Effect Size	Interpretasi
AL	0.013	Tidak ada efek
BI	0.001	Tidak ada efek
EE	0.025	Kecil
FC	0.103	Kecil–Sedang
HM	0.485	Besar
HT	0.030	Kecil
PE	0.030	Kecil
PV	0.096	Kecil
SI	0.397	Besar
TR	0.013	Tidak ada efek

Berdasarkan Tabel 5, variabel Habit ($f^2 = 0,485$) dan Trust ($f^2 = 0,397$) menunjukkan pengaruh dalam kategori besar. Hal ini mengindikasikan bahwa kedua variabel tersebut memiliki kontribusi substantif dalam meningkatkan niat penggunaan AI Assistant.

Sebaliknya, variabel lain seperti Performance Expectancy, Social Influence, Hedonic Motivation, Facilitating Condition, dan Price Value hanya menunjukkan pengaruh kecil. Sementara itu, AI Literacy ($f^2 = 0,013$) dan Effort Expectancy ($f^2 = 0,001$) tidak memiliki pengaruh praktis yang berarti terhadap Behavioral Intention.

Temuan ini menunjukkan bahwa dalam konteks mahasiswa Rumpun Ilmu Komputer, kebiasaan penggunaan dan tingkat kepercayaan terhadap sistem AI lebih menentukan dibandingkan faktor kemudahan penggunaan maupun tingkat literasi AI itu sendiri.

3.3 Pengujian Hipotesis

Pada bagian ini dilakukan untuk mengetahui dampak langsung dari variabel eksogen terhadap variabel endogen dengan mengikuti kriteria signifikansi yaitu nilai P-value kurang dari 0,05 atau T-statistics lebih dari 1,96. Berikut adalah kesimpulan dari hasil uji hipotesis berdasarkan prosedur bootstrapping:

Tabel 6. Hasil Pengujian Hipotesis

Hipotesis	Hubungan Jalur	Original Sample	T-Statics	P-Values	Kesimpulan
H1	PE→BI	0.137	1.583	0.113	Tidak didukung
H2	EE→ BI	-0.030	0.261	0.794	Tidak didukung
H3	SI→BI	-0.188	2.222	0.026	Didukung
H4	FC→BI	-0.112	1.004	0.315	Tidak didukung
H5	HM→BI	0.263	1.856	0.064	Tidak didukung
H6	PV→BI	-0.125	1.247	0.213	Tidak didukung
H7	HT→BI	0.522	4.639	0.000	Didukung
H8	AL→BI	0.091	0.849	0.396	Tidak didukung
H9	TR→BI	0.380	4.219	0.000	Didukung

Berdasarkan Tabel 5, terdapat tiga variabel yang berpengaruh signifikan terhadap niat mahasiswa menggunakan AI Assistant, yaitu Social Influence (SI), Habit (HT), dan Trust (TR). Sementara itu, variabel lainnya seperti ekspektasi kinerja, kemudahan, motivasi hedonis, dan literasi AI tidak terbukti memiliki pengaruh signifikan secara statistik pada kelompok responden ini.

3.4 Pembahasan

Hasil pengujian hipotesis menunjukkan dari sembilan variabel yang dianalisis, terdapat tiga variabel yang berdampak besar terhadap niat mahasiswa dalam menggunakan *AI Assistant*, yaitu *Habit* (HT), *Trust* (TR), dan *Social Influence* (SI).

Variabel *Habit* terbukti menjadi pendorong paling kuat dengan nilai koefisien jalur sebesar 0,522. Hal ini menunjukkan bahwa penggunaan *AI Assistant* telah menjadi bagian dari rutinitas akademik harian mahasiswa Rumpun Ilmu Komputer. Mahasiswa cenderung menggunakan AI secara otomatis saat menghadapi kesulitan tugas karena proses pembelajaran sebelumnya yang berkelanjutan.

Variabel *Trust* memiliki pengaruh signifikan yang positif (0,380). Bagi mahasiswa teknologi, kepercayaan terhadap akurasi informasi sangat vital untuk menghindari "halusinasi" AI dalam tugas teknis seperti pemrograman. Mahasiswa akan memiliki niat yang kuat untuk menggunakan AI jika mereka yakin sistem tersebut andal dan konsisten memberikan bantuan berkualitas.

Variabel *Social Influence* menunjukkan hasil yang unik dengan pengaruh signifikan namun negatif (-0,188). Hal ini mengindikasikan bahwa semakin besar tekanan sosial atau tren ikut-ikutan dari lingkungan sekitar, niat mahasiswa Ilmu Komputer untuk menggunakan AI justru cenderung menurun. Mahasiswa dalam rumpun ini kemungkinan lebih kritis dan mengandalkan evaluasi fungsional mandiri daripada sekadar mengikuti tren sosial.

Variabel seperti *Effort Expectancy* (EE) dan *AI Literacy* (AL) tidak signifikan kemungkinan disebabkan oleh karakteristik responden yang merupakan mahasiswa teknologi dengan literasi digital tinggi. Kemudahan penggunaan bukan lagi menjadi pertimbangan utama karena mereka sudah memiliki kompetensi teknis yang memadai untuk mengoperasikan sistem AI secara mandiri.

4. KESIMPULAN

4.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis data terhadap 90 responden mahasiswa Rumpun Ilmu Komputer, penelitian ini menyimpulkan beberapa poin utama:

- Model *Extended UTAUT2* terbukti memiliki kekuatan prediksi yang kuat dengan nilai *R-square Adjusted* sebesar 0,728, artinya model mampu menjelaskan 72,8% varians niat penggunaan AI.
- Faktor-faktor yang secara signifikan mempengaruhi niat mahasiswa menggunakan *AI Assistant* adalah Kebiasaan (*Habit*), Kepercayaan (*Trust*), dan Pengaruh Sosial (*Social Influence*).
- Variabel *AI Literacy* dan faktor *UTAUT2* lainnya seperti ekspektasi kinerja, kemudahan, dan motivasi hedonis tidak terbukti berpengaruh signifikan dalam konteks penelitian ini.

Penelitian ini menunjukkan bahwa model *Extended UTAUT2* memiliki kekuatan prediksi yang kuat dalam menjelaskan niat mahasiswa Rumpun Ilmu Komputer dalam menggunakan *AI Assistant*, dengan nilai *R-square Adjusted* sebesar 0,728. Faktor yang terbukti berpengaruh signifikan adalah Kebiasaan (*Habit*), Kepercayaan (*Trust*), dan Pengaruh Sosial (*Social Influence*), sedangkan *AI Literacy* serta faktor *UTAUT2* lainnya seperti ekspektasi kinerja, kemudahan penggunaan, dan motivasi hedonis tidak menunjukkan pengaruh signifikan.

Hal ini berarti pada populasi teknis, seperti mahasiswa bidang komputer, model *Extended UTAUT2* masih relevan namun mengalami pergeseran faktor dominan. Kemudahan penggunaan (*Effort Expectancy*) tidak lagi menjadi faktor utama, kemungkinan karena responden telah memiliki tingkat literasi teknologi yang tinggi serta terbiasa menggunakan berbagai sistem digital, termasuk AI generatif. Dalam konteks teknologi yang semakin matang, faktor kebiasaan dan kepercayaan menjadi lebih penting dibandingkan persepsi kemudahan penggunaan. Dengan demikian, hasil penelitian ini memberikan implikasi teoretis bahwa model

adopsi teknologi perlu mempertimbangkan karakteristik populasi pengguna, khususnya pada kelompok teknis yang memiliki tingkat kompetensi digital tinggi.

4.2 Saran

Hasil penelitian ini dapat membantu lembaga pendidikan tinggi dalam membuat kebijakan untuk menggunakan asisten AI dalam proses pembelajaran, khususnya di Klaster Ilmu Komputer. Mengingat variabel Habit dan Trust terbukti sebagai determinan utama niat penggunaan, institusi perlu mendorong pembentukan pola penggunaan AI yang terarah dan bertanggung jawab, sehingga teknologi tidak hanya menjadi alat bantu instan, tetapi juga mendukung pengembangan kemampuan analitis mahasiswa. Selain itu, aspek kepercayaan perlu diperkuat melalui edukasi mengenai validasi informasi dan etika penggunaan AI dalam konteks akademik. Bagi pengembang AI Assistant, peningkatan transparansi sistem, akurasi output, serta penyediaan fitur verifikasi sumber dapat menjadi strategi penting untuk mempertahankan dan meningkatkan kepercayaan pengguna. Model penelitian ini juga berpotensi direplikasi dalam konteks adopsi teknologi instruksional lainnya di lingkungan pendidikan berbasis teknologi.

Meskipun model Extended UTAUT2 ini memiliki akurasi prediksi yang kuat ($R\text{-Square Adjusted} = 0,728$), penelitian ini tetap memiliki beberapa kelemahan yang perlu diperhatikan. Penelitian ini menggunakan pendekatan cross-sectional, sehingga tidak bisa mengikuti perubahan niat orang-orang untuk menggunakan asisten AI seiring berjalannya waktu, khususnya dengan perkembangan teknologi dan kebijakan akademis yang terus berkembang. Kedua, responden terbatas pada mahasiswa Rumpun Ilmu Komputer yang memiliki tingkat literasi teknologi relatif tinggi, sehingga hasil penelitian ini mungkin tidak dapat diterapkan kepada mahasiswa di bidang-bidang non-teknis lainnya. Ketiga, penelitian ini hanya mengukur behavioral intention dan belum menguji actual usage behavior secara langsung, sehingga belum dapat memastikan konsistensi antara niat dan perilaku nyata dalam penggunaan AI Assistant. Keempat, penelitian ini belum mempertimbangkan variabel moderasi seperti gender, tingkat semester, atau pengalaman penggunaan AI yang berpotensi memengaruhi hubungan antar konstruk dalam model. Untuk studi di masa mendatang, lebih baik menggunakan pendekatan jangka panjang untuk lebih memahami bagaimana penggunaan asisten AI oleh masyarakat berubah seiring waktu. Perluasan populasi penelitian pada mahasiswa lintas disiplin juga penting untuk lebih memahami faktor-faktor yang memengaruhi penerimaan AI di pendidikan tinggi. Selain itu, integrasi variabel moderasi serta pengukuran actual usage behavior dapat meningkatkan kedalaman analisis dan kekuatan prediktif model di masa mendatang.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Y. K. Dwivedi et al., "“So what if ChatGPT wrote it?” Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy," *Int. J. Inf. Manage.*, vol. 71, p. 102642, Aug. 2023, doi: 10.1016/j.ijinfomgt.2023.102642.
- [2] A. Yani, "Peran artificial intelligence sebagai salah satu faktor dalam menentukan kualitas mahasiswa di era society 5.0," *J. Educ. Res.*, vol. 5, no. 3, pp. 1089–1096, 2024.
- [3] D. Baidoo-Anu and L. O. Ansah, "Education in the era of generative AI: Understanding the potential benefits of ChatGPT in promoting teaching and learning," *J. AI*, vol. 7, no. 1, pp. 33–51, 2023.
- [4] B. G. Acosta-Enriquez et al., "Acceptance of artificial intelligence in university contexts: A conceptual analysis based on UTAUT2 theory," *Heliyon*, vol. 10, no. 20, p. e38315, 2024.
- [5] V. Venkatesh, M. G. Morris, G. B. Davis, and F. D. Davis, "User acceptance of information technology: toward a unified view," *MIS Quart.*, vol. 27, no. 3, pp. 425–478, Sep. 2003.
- [6] V. Venkatesh, J. Y. L. Thong, and X. Xu, "Consumer acceptance and use of information technology: extending the unified theory of acceptance and use of technology," *MIS Quart.*, vol. 36, no. 1, pp. 157–178, Mar. 2012.
- [7] A. Strzelecki, "To use or not to use ChatGPT in higher education? A study of students' acceptance and use of technology," *Interact. Learn. Environ.*, pp. 1–14, 2023, doi: 10.1080/10494820.2023.2209881.
- [8] F. N. A'ini, I. S. E. Maghfiroh, and Y. T. Mursityo, "Analisis faktor yang memengaruhi niat dan perilaku penggunaan ChatGPT pada mahasiswa menggunakan model UTAUT2 termodifikasi," *J. Sist. Informasi, Teknol. Informasi, dan Edukasi Sist. Informasi (JUST-SI)*, vol. 5, no. 1, pp. 1–12, 2024.

- [9] L. A. Galantry and A. R. Tanaamah, "Analisis adopsi ChatGPT menggunakan model UTAUT," *Sistemasi: J. Sist. Informasi*, vol. 13, no. 3, pp. 1216–1225, 2024.
- [10] F. A. Nugroho, A. D. Herlambang, A. Rachmadi, and E. E. Sasmita, "Analisis persepsi mahasiswa rumpun ilmu komputer terhadap pemanfaatan artificial intelligence dalam penulisan tugas akhir," *J. Teknol. Inf. dan Ilmu Komputer (JTIK)*, vol. 12, no. 4, pp. 829–842, 2025.
- [11] A. N. Umami, A. Mukminin, and R. Hartono, "Students' perception of the use of AI chatbot in English writing class," *Techno-Educ.*, vol. 3, no. 2, 2025.
- [12] D. T. K. Ng, J. K. L. Leung, S. K. W. Chu, and M. S. Qiao, "Conceptualizing AI literacy: An exploratory review and framework," *Comput. Educ. Artif. Intell.*, vol. 2, p. 100031, 2021, doi: 10.1016/j.caeai.2021.100031.
- [13] D. Long and B. Magerko, "What is AI literacy? Competencies and design considerations," in *Proc. 2020 CHI Conf. Human Factors Comput. Syst.*, Honolulu, HI, USA, 2020, pp. 1–16.
- [14] T. Robinson, "Generative artificial intelligence in higher education: Understanding faculty adoption through the technology acceptance model," *Int. Educ. Cult. Stud.*, vol. 5, no. 2, 2025.
- [15] D. Gefen, E. Karahanna, and D. W. Straub, "Trust and TAM in online shopping: An integrated model," *MIS Quart.*, vol. 27, no. 1, pp. 51–90, Mar. 2003.
- [16] J. F. Hair Jr, G. T. M. Hult, C. M. Ringle, and M. Sarstedt, *A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM)*, 3rd ed. Thousand Oaks, CA, USA: Sage, 2021.
- [17] W. W. Chin, "The partial least squares approach to structural equation modeling," in *Modern Methods for Business Research*, G. A. Marcoulides, Ed. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates, 1998, pp. 295–336.
- [18] J. F. Hair, J. J. Risher, M. Sarstedt, and C. M. Ringle, "When to use and how to report the results of PLS-SEM," *Eur. Bus. Rev.*, vol. 31, no. 1, pp. 2–24, 2019.
- [19] C. Jhantasana, "Should a rule of thumb be used to calculate PLS-SEM sample size," *Asia Social Issues*, vol. 16, Art. no. e254658, 2023, doi: 10.48048/asi.2023.254658.
- [20] C. Fornell and D. F. Larcker, "Evaluating structural equation models with unobservable variables and measurement error," *J. Mark. Res.*, vol. 18, no. 1, pp. 39–50, 1981.
- [21] J. Henseler, C. M. Ringle, and M. Sarstedt, "A new criterion for assessing discriminant validity in variance-based structural equation modeling," *J. Acad. Mark. Sci.*, vol. 43, no. 1, pp. 115–135, 2015.